6-3

УДК 004.89:004.93

О.М. Землянський
Академія пожежної безпеки імені Героїв Чорнобиля МНС України, м. Черкаси
Україна, 18034, м. Черкаси, вул. Онопрієнка, 8

Нейромережний метод постпрогнозування концентрації небезпечних речовин в умовах невизначеності

O.M. Zemlyuanskiy
Academy of Fire Safety Named after Chernobyl Heroes, Cherkasy
18034, Cherkasy, Onoprienko Str., 8

Neural Networks Technique for Post-Prognostication of Hazardous Substances Concentration under Uncertainty

О.Н. Землянский
Академия пожарной безопасности имени Героев Чернобыля МЧС Украины, г. Черкассы
Украина, 18034, г. Черкассы, ул. Оноприенка, 8

Нейросетевой метод постпрогнозирования концентрации опасных веществ в условиях неопределенности

У статті розглядається проблема уточнення концентрації хімічно небезпечних речовин у післяаварійний період. Запропоновано метод постпрогнозування концентрації таких речовин в просторі та часі, а також коригування значень вихідних параметрів аварії на основі використання нейромереж як моделей невідомих залежностей. Показано і обґрунтовано переваги застосування нейромережі спеціального типу та розробленого методу.
Ключові слова: небезпечні речовини, концентрація, постпрогнозування, нейромережа.

В статье рассматривается проблема уточнения концентрации химически опасных веществ в послеаварийный период. Предложен метод постпрогнозирования концентрации таких веществ в пространстве и времени, а также корректировки значений исходных параметров аварии на основе использования нейросетей как моделей неизвестных зависимостей. Показано и обосновано преимущества применения нейросети специального типа и разработанного метода.
Ключевые слова: опасные вещества, концентрация, постпрогнозирование, нейросеть.

In this paper the problem of clarification for concentration of chemically hazardous substances is examined in a post-accident period. The method of post-prognostication of concentration of such substances in space and time is offered, and also adjustments of values of initial parameters of accident on the basis of the neural nets use as models of unknown dependences. Advantages for special type neural network application and worked out method are shown and reasonable.
Key Words: chemically hazardous substances, concentration, post-prognostication, neural net.

Вступ

Незважаючи на перерозподіл світових фінансових потоків у напрямку інформаційних технологій, не зменшується виробництво у хімічній, металургійній та енергетичних галузях. Прагнення до збільшення норми прибутку призводить до нехтування умовами безпечного виробництва та, як наслідок, до виникнення хімічних аварій, техногенних та екологічних катастроф, які в останні роки стали неодмінним атрибутом повсякденного життя. Декілька прикладів:

1. У місті Айка на заході Угорщини 04.10.2010 р. розгерметизувався резервуар з токсичними відходами, більше 10 чоловік загинуло, проводилась евакуація жителів.

2. 08.01.2012 р. зійшов з рейок товарний потяг біля м. Крауя (Латвія), 180 т хімічних речовин вилилось в ґрунт.

3. 17.01.2012 р. в місті Брюль у Німеччині відбулась хімічна аварія з виділенням хлору, постраждало 39 чоловік.

В Україні 16 липня 2007 року зійшов з рейок потяг з жовтим фосфором. Від отруйного газу постраждали сотні жителів. Подана кількість аварій і катастроф свідчить про актуальність розробки технологій, які б дозволили здійснювати прогнозування концентрації небезпечних речовин у часі і просторі, оскільки зони ураження є дуже значними, а результати прогнозування є вихідним матеріалом для проведення відповідних заходів.

Традиційно таке прогнозування здійснюється шляхом аналітичних розрахунків з використанням даних про час та місце аварії, значень погодно-кліматичних факторів. Основні напрямки наукових досліджень та короткий аналіз релевантних робіт наведено нижче.

Значна частина робіт присвячена дослідженню граничних рівнів концентрації вибухонебезпечних речовин. Зокрема, в [1] встановлено нижню концентраційну межу займання, тобто мінімальний вміст пального у суміші «горюча речовина – окислювальне середовище».

Вважають, що якщо концентрація менша такої межі, то умови ведення технологічного процесу мають бути безпечними. В [2] запропоновано розв’язання такої ж задачі для відкритих територій. Автори [3] пропонують для розв’язання задач планування запобігання та ліквідації надзвичайних ситуацій використовувати технології обчислювального інтелекту. При цьому як основу відповідної гібридної системи вважають за доцільне використовувати штучні нейронні мережі, а компоненти – експертні та нечіткі системи, генетичні алгоритми, фрактали, елементи когнітивної комп’ютерної графіки.

Не сумніваючись в раціональності такої пропозиції зауважимо, що автори не вказують на конкретні моделі та технології, в яких реалізуються відповідні ідеї. Ці та інші роботи акцентують увагу на прогнозуванні майбутніх подій, точність та коригування прогнозів залишається поза увагою дослідників.

Метою даної статті є розробка технології перегляду та коригування прогнозних значень концентрації небезпечних речовин з використанням нейромереж. Відзначимо, що таке уточнення відбувається в умовах невизначеності через похибки приладів вимірювання, часову рознесеність його початку і закінчення, а також інші фактори.

Постановка задачі та аспекти її розв’язання

Передує прогнозуванню розв’язання задачі структурно-параметричної ідентифікації, яку узагальнено представимо таким чином: знайти

$$F : (x_0, y_0, z_0, t_0, Tip, R, PKF) \to (x, y, z, t, C), \quad (1)$$

де (x_0, y_0, z_0) – координати точки виникнення аварії, t_0 – час виникнення аварії, Tip – тип аварії, R – тип хімічної речовини, PKF – природнокліматичні фактори, (x, y, z) – координати точки, в якій здійснюється прогнозування концентрації небезпечної речовини, t – час визначення концентрації, C – значення концентрації. Задачу визначення (1) можна переписати як задачу ідентифікації

$$C = F(x_0, y_0, z_0, t_0, x, y, z, t, Tip, R, PKF). \tag{2}$$

Її розв'язання супроводжується наступними аспектами:

– характер місцевості впливає на характер залежності, але через складність його формалізації не враховується при побудові (1) – (2);

– залежності (1) – (2) мають складний поліекстремальний характер;

– параметри типу аварії Tip та погодно-кліматичні фактори не можуть бути точно визначеними в режимі реального часу та оперативному режимі.

Запропонуємо технологію, що дозволить здійснювати уточнене прогнозування і складається з наступних кроків:

– побудова моделі (1) – (2) з використанням навчальних та контрольних послідовностей;

– визначення «реперних точок», вимірювання концентрації (прилади дають похибку до 25%);

– здійснення модифікації моделі (2) з урахуванням результатів вимірювань.

У результаті таких кроків модель (2) буде модифікована до виду

$$C = F(x_0 + \delta_x, y_0 + \delta_y, z_0 + \delta_z, t_0 + \delta_t, x, y, z, t, Tip + \delta_T, R, PKF + \delta_P). \tag{3}$$

Одержана уточнена модель (3) дозволить підвищити точність прогнозування концентрації небезпечних речовин в умовах невизначеності з урахуванням як суб'єктивних висновків, так і похибок інструментарію вимірювання та коригування. Як модель (3) далі розглядається нейромережа спеціального виду.

Аналіз та обґрунтування вибору моделі

З теореми Вейєрштрасса відомо [4], що будь-яку неперервну функцію можна як завгодно точно наблизити поліномом, а за теоремою Колмогорова-Арнольда неперервну функцію можна як завгодно точно апроксимувати функцією спеціального виду однієї змінної.

Ці дві теореми дозволяють стверджувати, що штучна нейронна мережа є моделлю невідомої залежності, яка задана у вигляді табличних даних. Розглянемо, як за допомогою застосування ШНМ здійснювати постпрогнозування концентрацій небезпечних речовин.

Припустимо, що Ω – виробництво із наявністю хімічно-небезпечних речовин. У результаті аварії відбувається розгерметизація ємкості з такою речовиною. Потрібно здійснювати ідентифікацію моделі (3).

Пропонуємо метод, на першому кроці якого здійснюємо моделювання offline.

Визначимо усі можливі точки знаходження ємкостей із небезпечною речовиною, які і будуть точками можливої аварії $\left\{\left(x_0^{\,i}, y_0^{\,i}, z_0^{\,i}\right) / i = \overline{1, m}\right\}$. Якщо величина m не є значною, то потрібно обмежитись репрезентативними вибірковими точками. Далі побудувати часовий ряд $\left\{t_0^j, j = \overline{1, k}\right\}$, де k – кількість точок часу доби, коли

можливе виникнення аварії, і сформувати множину типів аварії $\left\{Tip^{l}, l=\overline{1,L}\right\}$. Виходячи із особливостей функціонування підприємства, визначити хімічні речовини, які становлять небезпеку $\left\{R^{p}, p=\overline{1,P}\right\}$, та можливі варіанти значень природно-кліматичних факторів $\left\{PKF^{q}, q=\overline{1,Q}\right\}$. За відомими залежностями аналітично розрахувати концентрації небезпечних речовин $\{C^{v}\}$ у точках $\left\{\left(x^{v}, y^{v}, z^{v}\right), v=\overline{1,V}\right\}$ у моменти часу $\left\{t^{w}, w=\overline{1,W}\right\}$.

Така задача має комбінаторний характер, точно алгоритмізується і дозволяє отримувати результат у вигляді таблиці з полями

$$\langle x_0, y_0, z_0, t_0, Tip, R, RKF, x, y, z, t, C\rangle . \qquad (4)$$

Дані табл. 4 є вихідними даними для ідентифікації (2). Спочатку необхідно вибрати модель і метод ідентифікації. Використаємо для цього наступні обґрунтування.

Концентрація небезпечної речовини є неперервною, поліекстремальною функцією. На її значення впливають особливості рельєфу, наявність будівель та споруд, яку найчастіше не враховують у наближених коефіцієнтах та аналітичних залежностях. Очевидно, що не є раціональним використання множинної лінійної регресії (метод найменших квадратів) [5] та множинної нелінійної регресії як добутку нелінійної функції однієї змінної (метод Брандона) [6].

Застосування методу групового ерахування аргументів теж є недоцільним, оскільки потужність множини вхідних даних значно перевищує потужність множини змінних, а також через необхідність перевірки передумов застосування МНК та складність одержання моделі поліному у явному вигляді.

Одержані висновки є підґрунтям для вибору як моделі штучної нейронної мережі. На її користь свідчить відсутність вищенаведених обмежень, універсальність, порівняна простота реалізації та можливість використання пакетів прикладних програм для верифікації результатів моделювання.

До основних нейромережних парадигм, які використовуються для ідентифікації таблично заданих залежностей, належать: звичайний багатошаровий перцептрон (MLP) [7] із алгоритмом оберненого поширення похибки, мережа зустрічного поширення (МЗП) [8] із комбінованим навчанням Кохонена-Гросберга, машина Больцмана (Коші) із алгоритмом стохастичного навчання [9] та мережа із радіально-базисними функціями активації (RBF-мережа) з прямим або іншим методом навчання [10].

Їх особливостями, перевагами та недоліками є:

– MLP є універсальною моделлю, має тривалий час навчання та низьку точність через «влучання» цільової функції у локальні мінімуми;

– МЗП дозволяє знаходити значення прямої та оберненої функції, навчається швидко і має низьку точність апроксимації, тому використовується для попередніх розрахунків і висновків;

– машина Больцмана (Коші) призначена для глобальної оптимізації, але час навчання є дуже значним, особливо у випадку великої кількості змінних;

– RBF-мережа точно апроксимує невідомі залежності в точках навчання, екстраполяційні задачі з її допомогою розв’язувати нераціонально, має прямий алгоритм навчання з усіма його перевагами та недоліками.

Аналіз особливостей нейромереж переконує у доцільності вибору як моделі концентрації небезпечних речовин RBF-мережі. Відомо, що активаційними функціями такої мережі є дзвоноподібні функції виду:

$$F_K = \exp\left(\frac{\|x - C\|}{2\delta^2}\right), \quad F_K = \frac{\sin(\|X\|)}{\|X\|}, \tag{5}$$

де C – координати навчальних точок, δ – параметр нейромережі (середньоквадратичне відхилення), який може бути однаковим для усіх навчальних образів або різним. Для двовимірного випадку апроксимація (2) здійснюється з використанням системи функцій F_K (рис. 1).

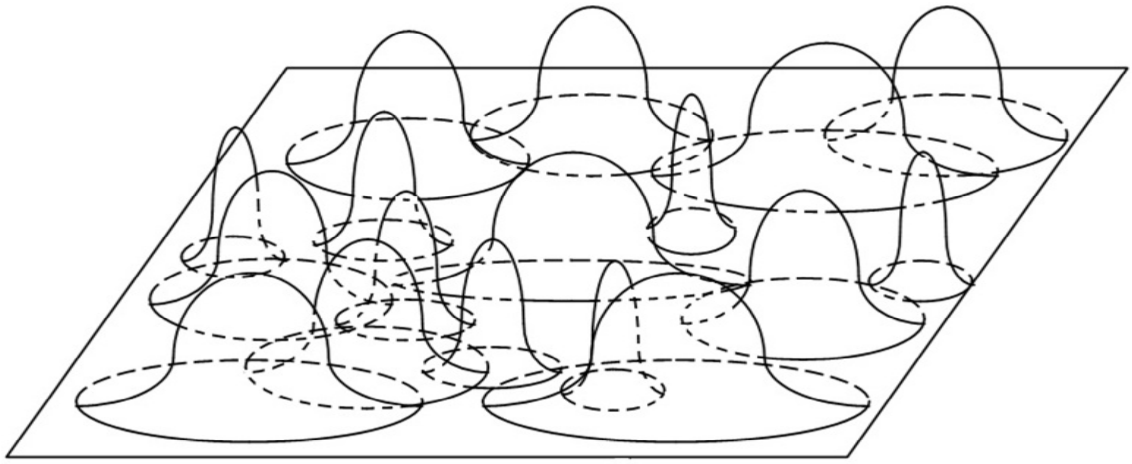


Рисунок 1 – Покриття області RBF-функціями

Відзначимо певну схожість рис. 1 з рельєфом розподілу концентрації небезпечних речовин на практиці. Очевидно, що концентрація небезпечних речовин є більшою у низинах, за будівлями та спорудами вона має різку тенденцію до зменшення або збільшення (рис. 2).

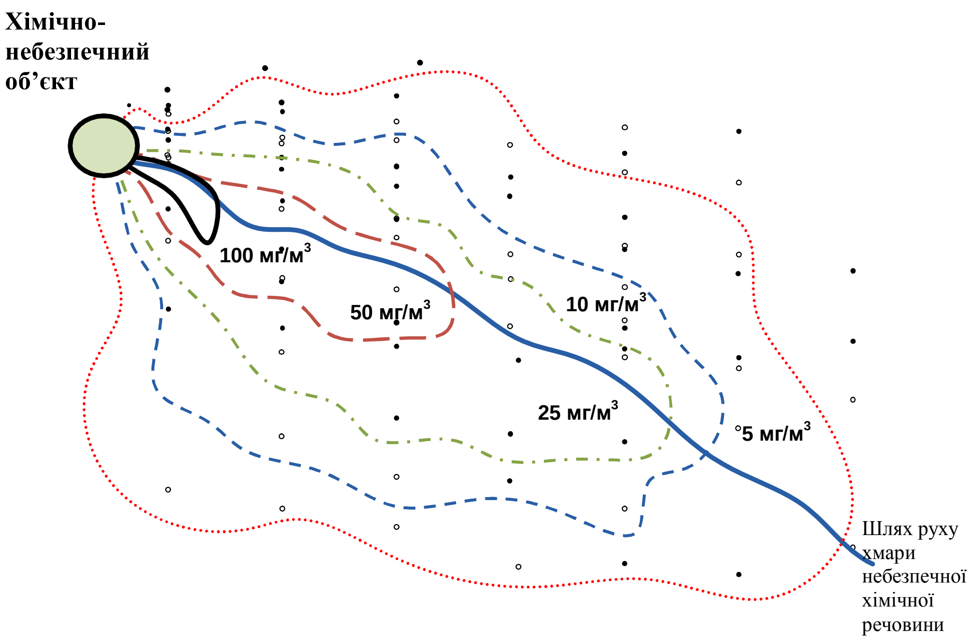


Рисунок 2 – Схема нанесення фактичних зон забруднення при аваріях на хімічнонебезпечних об'єктах

Враховуючи властивості газоподібних речовин, зауважимо, що у будь-якому сегменті досліджуваної області вона є ненульовою. Активаційні функції F_K також не набувають нульового значення в усій області дослідження, що є ще одним аргументом на користь застосування RBF-мережі.

Наявність більшої кількості навчальних образів у табл. 4 сприятиме більшій точності апроксимації. Водночас у прямому алгоритмі навчання потрібно знаходити визначники та обернені матриці, що є дуже чутливим до розмірності задачі та залежностей у рядках та стовпчиках даних табл. 4.

Якщо пряме навчання RBF-мережі неможливе, то доцільно для навчання використовувати градієнтні або генетичні алгоритми [11].

Особливості структурної ідентифікації моделі

Традиційно здійснюючи ідентифікацію з використанням нейромереж, реалізують відображення $Q : X \to Y$, де X – вхідні фактори, Y – вихідні характеристики.

Модифікуємо цей підхід, будуючи відображення $H : \left(X, Y \right) \to (X, Y)$.

Тоді, навчивши нейромережу, подамо на вхід $(X, Y + \Delta Y)$, де X і Y розумітимемо не в класичному сенсі (вхід, вихід), а як частину вектора входів, одна з яких або незмінна, або невідома і на вході відсутня.

Тоді на виході одержимо вектор ($X + \delta X, Y + \Delta Y + \varepsilon$), де $\varepsilon, \delta, \Delta$ – деякі зміщення. При такому підході ми дізнаємося, як змінюється значення першої частини вектора (X). Але зауважимо, що нейромережа була навчена без використання такої інформації.

І, оскільки з’явилися нові дані ($Y + \Delta Y$), і розраховані ($X + \delta X$), то є сенс перенавчити нейромережу, одержавши нове відображення $H_1 : \left(X + \delta X, Y + \Delta Y \right) \to (X + \delta X, Y + \Delta Y)$.

Точність H_1 лише збільшиться, якщо точок навчання (перенавчання) буде не одна. Зауважимо, що до елементів вектора Y потрібно включати не лише ті характеристики, значення яких набувають зміщення, але і ті, значення яких мають залишатися незмінними (константами).

Одержане відображення H_1 за неперервністю може використовуватись для уточнення прогнозування як значень елементів вектора X, так і елементів вектора Y. На відміну від offline введення інформації та побудови моделі H, модель H_1 будується в режимі online, вона може постійно змінюватися, створюючи ітераційний ряд $H, H_1, ..., H_n, ...$. Кожне з таких відображень є уточненою функцією часу.

Аспекти практичної реалізації постпрогнозування концентрації небезпечних хімічних речовин

Побудова моделі H і її модифікація релевантні ідентифікації залежності (2) та її уточнення – моделі (3).

На практиці експерт визначає реперні точки, будує табл. 4 та в результаті моделювання одержує функціональну залежність H. При аварії в систему підтримки прийняття рішень вводяться початкові дані, які її характеризують. З використанням моделі H, яку подамо так:

$$H : \left(X, x, y, z, t, C \right) \to (X, x, y, z, t, C), \tag{6}$$

для будь-яких заданих значень (x^*, y^*, z^*, t^*) можемо знайти значення концентрації небезпечної речовини C^* в точці з координатами (x^*, y^*, z^*) в момент часу t^*.

Очевидно, що в моделі (6) не враховано особливості рельєфу в точці (x^*, y^*, z^*), через критичність ситуації виміри точки виникнення аварії та значень природно-кліматичних факторів є неточними.

Тоді уточнення моделі (5) здійснюється наступним чином. В точку з координатами (x^*, y^*) у вказаний час t^* виїжджає експерт, який на висоті z^* здійснює вимір концентрації.

Очевидно, що фактичне значення $C^*_{\text{факт}} = C^* + \Delta C^*$. Аналогічну процедуру можна виконати і для інших точок. Перенавчивши нейромережу, одержимо уточнену модель, за якою розраховується уточнена точка виникнення аварії, час виникнення аварії, параметри типу аварії та значення погодно-кліматичних факторів. А головним результатом буде можливість побудови уточненої карти концентрації небезпечної хімічної речовини в часі.

Висновки

У зв'язку із зростанням кількості та масштабів хімічних аварій задачі об'єктивізації моделювання їх наслідків набувають особливої актуальності.

Запропоновані елементи технології постпрогнозування концентрації небезпечних хімічних речовин в умовах невизначеності раціонально використовувати на хімічних підприємствах, а також здійснювати моделювання для залізничних та автодоріг, якими перевозяться такі речовини.

Одержані результати складуть інформаційну основу та будуть базою процесів підтримки прийняття рішень у критичних умовах. Перевагою запропонованого підходу є виконання значної кількості операцій у доаварійний період та зведення до мінімуму часу моделювання в поставарійний час.

Література

1. Білошицький М.В. Розбіжність у визначенні пожежної небезпеки виробничих процесів та приміщень за показниками нижньої концентраційної межі займання і розрахунковим значенням надлишкового тиску вибуху / М.В. Білошицький // Науковий вісник УкрНДІПБ. – 2009. – № 2(20). – С. 91-98.
2. Басманов А.Е. Определение зон взрывоопасных концентраций опасного химического вещества в воздухе / А.Е. Басманов, С.С. Говаленков : матеріали III Міжн. наук.-практ. конф. : «Актуальні проблеми технічних та природничих наук у забезпеченні цивільного захисту». – Черкаси, АПБ ім. Героїв Чорнобиля, 2010. – С. 66-69.
3. Терехов В.И. Проблемы применения вычислительного интеллекта при планировании задач по предотвращению и ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций / В.И. Терехов, И.М. Тетерин, Н.Г. Топольский : материалы XV Межд. научн.-практ. конф. : «Системы безопасности». – М. : Академия МЧС России, 2006. – С. 49-52.
4. Дороговцев А.Я. Математический анализ / Дороговцев А.Я. – К. : Вища школа, 1985. – 528 с.
5. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения / А.Н. Колмогоров // Докл. АН СССР. – 1957. – Т. 114. – С. 953-956.
6. Грубер И. Эконометрия. Введение в эконометрию / Грубер И. − К. : Астарта, 1996. − Т. 1. − 434 с.
7. Чавкин А.М. Методы и модели рационального управления в рыночной экономике / Чавкин А.М. – М. : Финансы и статистика, 2001. – 320 с.
8. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга / Розенблатт Ф. – М. : Мир, 1965. – 480 с.
9. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Уоссермен Ф. – М. : Мир, 1992. – 240 с.

10. Wasserman P.D. Combined back-propagation. Cauchy machine / P.D. Wasserman // Proc. of the International Neural Network Society. − New York : Pergamon Press, 1988. − P. 254-261.
11. Снитюк В.Е. Эволюционно-параметрическая оптимизация RBF-сети / В.Е. Снитюк., В.М. Шарапов // Искусственный интеллект. – 2003. − № 4. − С. 493-501.

Literatura

1. Biloshyc'kyj M.V. Naukovyj visnyk UkrNDIPB. 2009. № 2(20). S. 91-98.
2. Basmanov A.E. Materialн III Mizhn. nauk.-prakt. konf. "Aktual'ni problemy tehnichnyh ta pryrodnychyh nauk u zabezpechenni cyvil'nogo zahystu". Cherkasi. APB im. Geroiv Chornobylja. 2010. S. 66-69.
3. Terehov V.I. Materialy XV mezhd. nauchn.-prakt. konf. "Sistemy bezopasnosti". M.: Akademija MChS Rossii. 2006. S. 49-52.
4. Dorogovcev A. Ja. Matematicheskij analiz. K.: Vyshha shkola. 1985. 528 s.
5. Kolmogorov A.N. Dokl. AN SSSR. 1957. Tom 114. S. 953-956.
6. Gruber I. Jekonometrija. Vvedenie v jekonometriju. K.: Astarta. 1996. T. 1. 434 s.
7. Chavkin A. M. Metody i modeli racional'nogo upravlenija v rynochnoj jekonomike. M.: Finansy i statistika. 2001. 320 s.
8. Rozenblatt F. Principy nejrodinamiki. Perceptroni i teorija mehanihmov mozga.M.: Mir. 1965. 480 s.
9. Uossermen F. Nejrokomp'juternaja tehnika: teorija i praktika. M.: Mir. 1992. 240 s.
10. Wasserman P. D. Proc. of the International Neural Network Society. New York. Pergamon Press. 1988. P. 254-261.
11. Snitjuk V. E. Iskusstvennyj intellekt. 2003. № 4. S. 493-501.

O.M. Zemlyuanskiy

Neural Networks Technique for Post-Prognostication of Hazardous Substance Concentration under Uncertainty

In the paper, the problem of clarification for concentration of chemically hazardous substances is examined in a post-accident period. It is shown that such clarification takes place in the conditions of uncertainty from the errors of measuring devices, temporal carried of beginning and completion of measuring process, and also other factors. The method of post-prognostication of concentration of such substances in space and time is offered as well as adjustments of values of initial parameters of accident on the basis of the neural nets use as models of unknown dependences. Advantages for special type neural network application and the worked out method are shown and proved.

The task of structural-parametric identification of dependence of hazardous substance concentration is considered in space and in time, as function from the point of accident origin, time, type of chemical substance, values of weather and climatic factors. The features of authentication are defined, such as influence of locality character, multiextremal type of dependence, inaccuracy and incompleteness of the required initial information.

The analysis and prove of model choice are executed as RBF-network, the features of its educating are indicated in the offline mode, the comparative analysis of efficiency of its use is conducted. A model structure is defined originally, entrances and exits of model coincide, that allows to get desiderata data and to produce an operative count at the change of data.

The aspects of practical realization of the offered model and method for post-prognostication of hazardous substances concentration are considered in space and in time. Their advantage is implementation of far of operations in a pre-emergency period and taking to a minimum of design in post-emergency time.

Стаття надійшла до редакції 10.05.2012.